第 41 卷 第 4 期 天 文 学 进 展 Vol. 41, No. 4
2023 年 12 月 PROGRESS IN ASTRONOMY Dec., 2023

doi: 10.3969/j.issn.1000-8349.2023.04.09

多监测任务下空间碎片监测网调度优化方法

钱阳波[1]，夏胜夫[1]，宋政吉[2]，桑吉章[1]

(1. 武汉大学 测绘学院，武汉 430079；2. 北京空间飞行器总体设计部，北京 100094)

摘要： 空间碎片监测网采集的轨道测量数据是轨道编目的基础。面对巨量碎片和有限的监测站点，数据采集方法与快速的作业任务调度优化是充分发挥监测效能、提升编目能力和精度的关键技术。监测任务包括常规监测、重点目标监测和应急监测等。针对监测网多任务调度优化问题，以监测收益为目标函数，分别提出线性指派模型和考虑移动成本的非线性指派模型，并使用改进的 LAPJV 算法和改进的 2-opt 算法进行解算。开展了地基观测网络空间碎片监测任务优化仿真实验，线性模型和非线性模型处理 200 个测站、7 170 个碎片的 4 h 任务规划，改进的 LAPJV 算法和 2-opt 算法的解算时间分别为 12.051 s 和 162.071 s，监测总收益分别为 289 399.07 和 285 333.79，分别可监测 2 931 和 2 918 个碎片，占碎片总数的 40% 以上。结果表明，模型/算法兼顾解算速度和精度，具有近实时监测任务优化的能力，可以作为监测任务优化的有效解决方案。

关 键 词： 空间碎片；监测维护；优化调度；LAPJV；k-opt

中图分类号： V11, TP391.9, P228.5 **文献标识码：** A

1 引 言

随着人类探索太空的活动日益频繁，近地空间环境逐渐恶化。截至 2022 年 11 月，根据欧空局 (European Space Agency, ESA) 的数据，空间监测网 (Space Surveillance Network, SSN) 已编目空间目标约发布 32 190 个，其中只有约 1/4 为有效载荷，大部分为空间碎片；据美国宇航局 (National Aeronautics and Space Administration, NASA) 模型估计，尺寸在 1 cm 以上的空间碎片超过百万个，小于 1 cm 的空间碎片数以亿计。尤其是近年来的星链等巨型星座计划和几次重大的空间目标撞击解体事件，对空间目标的编目和监测提出了更

收稿日期： 2023-02-08； **修回日期：** 2023-04-10

资助项目： 国家自然科学基金 (41874035)

通讯作者： 桑吉章，jzhsang@sgg.whu.edu.cn

高要求。空间目标监测系统在军事和民用中都发挥重要的基础性作用。在军事应用方面，可以增强对安全威胁的侦察以及预警的能力，包括监视具有军事威胁的空间目标、监测其轨道状态和载荷形状等重要目标特征，监控地面全球航天发射活动以及获得导弹的弹道数据等，或对不明飞行目标进行探测、跟踪和识别，对可能发生的碎片碰撞和对己方卫星有可能产生的威胁进行提前预警等。在民用方面，可以对重点民航飞机进行有效的监测；作为地面监测的有力补充，还对航天飞行器进行及时的故障监测以保证航天器的安全工作[1]。

在碎片监测领域，为降低碎片目标碰撞，保护在轨航天器安全，实现太空资源可持续利用，人类必须开展空间碎片常态化监测和编目，进行在轨航天器碰撞风险评估。同时，对某些高价值或危险目标，需适时开展重点监测。当发生空间事件时，更有必要进行应急监测。我国在轨航天器数量已居世界第二，正逐步由航天大国向航天强国迈进。但是，由于空间资源统筹力度不够，目前各类空间数据仍停留在“谁建设，谁使用”的模式，共享壁垒突出，基础设施没有完全开放共享，封闭、低水平重复建设现象严重。社会优势资源、优势力量尚未充分参与航天发展，空间经济的巨大潜力远未释放[2]。同时，国际之间的合作广度和深度不够，各台设备在全球分布不均匀，观测能力各异。相比于巨量的空间碎片，专门用于空间碎片监测的设备数量仍然较少，监测网的规模扩展和对小碎片的监测能力提升是当前空间监测技术发展的主要方向。

美国 SSN 建立以来，为了对大量常驻空间目标 (resident space object, RSO) 进行跟踪，以维护产生可接受的轨道状态精度，相关学者对传感器优化问题进行了研究。Miller[3]在 2007 年的工作较为突出，他提出了基于轨道目标的能量耗散率 (energy dissipation rate, EDR) 边际分析，对稀缺的传感器资源进行分配，可以满足军方的精度要求。在此基础上，Hill 等人[4]于 2010 年依据 RSO 状态误差协方差来更有效地调度传感器，以减少编目状态中误差的结果，可以明显地提高目标的精度。Fisher 和 Herz[5]将研究工作成果转化成了商业软件 STK/Scheduler。该软件使用 Optwise 算法来搜寻消除冲突的、经过验证的规划解决方案，在航空航天工业领域应用广泛，但是它从 7.0 版本开始对中国禁运。

近年来，许多学者对空间目标的监测、规划和调度问题开展了不少研究，相关算法和软件也进行了小规模的测试。国内学者 Jiang 等人[6]仿真了监测雷达对空间碎片的任务调度场景，提出了基于调度评分函数和设备使用均衡度的综合适应度目标函数，通过个体优化和联合优化粒子群算法进行了数值实验。但针对大规模测站网，均衡度函数的实际意义有待商榷，且该文只强调所使用的联合优化算法的迭代次数优势，并未提及解算所需的时长。张栋等人[7]采用特定的约束条件构建了监测资源优化调度的数学模型，设计了以 7 个评价指标为基础的综合适应度函数，通过编码和并行处理的方式比较了粒子群、神经网络、灰狼、遗传、模拟退火等算法对千级目标数的解算耗时结果。可惜他们并没有指出设备数和模型解算的环境，模糊了目标数和任务数的概念。国外 ASI (Italian Space Agency) 和 INAF (National Institute of Astrophysics) 合作的 S5Lab 研究小组布设了一个专用于空间碎片观测的观测站网络，为此开发了一款名为 NICO (Networked Instrument Coordinator for debris Observations) 的调度程序，通过定义用户和观测目标优先级，使用遗传算法来解决用户的请求冲突，然而并没有给出具体的规划实例和结果[8]。

监测任务规划优化的目标函数不同，采用的方法也将不同。现实中，空间碎片运动速度快、数量多、遍布地球空间；监测网单台或少量监测设备受监测能力 (视场大小、可监测碎片大小等)、监测模式 (跟踪、扫描或凝视等)、监测条件 (天气和设备状态) 等的影响。因此利用有限组网设备快速地规划任务并完成预定监测这样的要求十分迫切，而以往的研究恐难以实现这样的需求。面向巨量碎片的多类监测任务，应充分考虑监测设备的特性和任务要求，以充分发挥监测网的整体效能。本文认为，监测网的主要任务是采集足以进行碎片常规编目的测轨数据，同时，对重要目标和空间事件产生的新碎片进行重点监测，因此，基本的任务类型包括常规监测、重要目标监测和新碎片重点监测。文章旨在研究大规模监测网对海量空间碎片的监测任务的近实时调度优化问题，对经典的线性/非线性规划方法进行针对性的改进，以应对空间碎片监测的多任务复杂场景，最终提升碎片监测和轨道编目效能。

2　监测网任务调度优化模型的建立

2.1　组网调度优化问题

给定一个由多个监测台站组成的监测网和需要监测的空间碎片群，监测网的碎片监测任务调度流程如图 1 所示，其中包括资源分配和任务编排。设 n 台跟踪型设备组成监测网，拟对 M 个空间碎片进行观测。首先，根据每台设备的位置和空间碎片的轨道信息，计算可观测弧段信息；其次，根据每个可测弧段的重要性赋予该弧段的监测收益；最后，基于可测弧段的时空分布和监测收益，解算监测任务优化问题，并输出各设备的观测任务表。

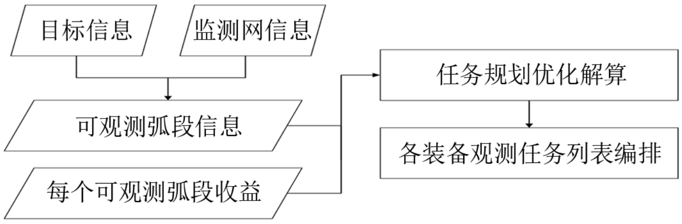


图 1　组网调度优化流程

图 2 展示了获得 4 个目标信息和 2 个地基台站监测网信息后的时间分布情况。由于一个时间段之内一个台站 (跟踪型设备) 只能对一个碎片进行监测，当一个台站在同一时段有多个可测碎片时，有必要选择其中一个碎片。从 2 个台站组成的监测网整体考虑，有必要优化它对 4 个碎片的监测作业。表 1 列出碎片-台站的可观测弧段时间及对应的监测收益，其中时间单位 τ 是一个有效监测弧段 (或需要的最短监测弧段) 的时间长度，如果在 τ 时间段中可以监测到目标即可记录目标信息。

假设每个台站对碎片监测了时间长度为 τ 的子弧段即完成有效监测，此后，便立即开始监测下一个碎片。对任务规划时间进行固定时长 τ 的栅格化处理，根据栅格化的时间和可测碎片信息，可以获得如表 2 的收益列表，按照测站编号大小往后编号作业者序列，作

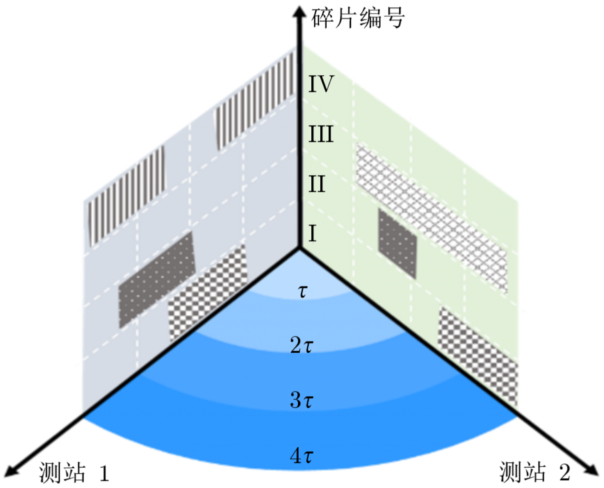


图 2　2 个台站对 4 个碎片的可测弧段时间分布

表 1　可测弧段信息

台站编号	碎片编号	弧段开始时间	弧段结束时间	信息
1	I	0.9τ	2.2τ	1-I
1	II	1.8τ	3.4τ	1- II
1	IV	0τ	1.3τ	1-IV
1	IV	2.5τ	3.9τ	1-IV
2	I	2.5τ	4τ	2-I
2	II	1.3τ	2.1τ	2- II
2	III	0.9τ	3.8τ	2-III

业者的概念将会在 2.2 节中正式提出。表中有注释处即为有观测弧段记录。

表 2　测站对碎片的栅格化收益列表

目标	作业者							
	1	2	3	4	5	6	7	8
I		1-I						2-I
II			1- II					
III						2-III	2-III	
IV	1-IV							

2.2　组网调度优化数学模型

基于上述场景，监测网的空间碎片任务规划优化可用如下方程表示：

$$\mathrm{Max}Z = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M} b_{ij}x_{ij} \quad , \tag{1}$$

其中，

$$x_{ij} = \begin{cases} 1,\ \text{作业者 } i \text{ 监测到碎片 } j \text{ 匹配 (可观测)} \\ 0, \end{cases} \quad . \tag{2}$$

$$\sum_{j=1}^{M} x_{ij} \leqslant 1,\ i = 1,2,3,\cdots,N \quad , \tag{3}$$

$$\sum_{i=1}^{N} x_{ij} \leqslant 1,\ j = 1,2,3,\cdots,M \quad , \tag{4}$$

其中，i 是栅格化后的监测任务序号，称之为作业者，作业者的总数为 N，N 是测站数与栅格化时间段个数的乘积；碎片的总数量为 M；b_{ij} 是作业者 i 监测碎片 j 时的信息，由碎片和作业者共同决定，既可以反映碎片的重要性，也可以反映测站的重要性。b_{ij} 可由监测方 (用户) 根据碎片近期监测弧段的分布和数据质量、所需轨道精度、距离上次观测时长和测站地理位置、设备观测时段空闲情况等因素综合确定。当监测对象为重点关注的目标时，用户可能要求只要有机会就对该目标进行跟踪观测，此时可将监测收益设为一个很大的值，以确保该目标可见时一定会被某测站所监测。b_{ij} 的具体确定方式将随碎片编目性能表现和设备监测任务执行效能等进行调整，是需要更进一步研究的问题。式 (3) 表示一个作业者只能匹配一个碎片进行监测，式 (4) 表示一个碎片在该段时间内最多被监测一次。以碎片编目维护/扩展为主要任务的监测网任务规划，首先需要确保必要的碎片在一定时间内 (根据定轨精度要求确定) 得到一次监测，而何时由何设备监测则须综合考虑可见性、收益 (紧迫性) 等情况。在式 (3) 和 (4) 的约束下，将确保监测任务总体收益最大且单个碎片的监测任务完成。另一方面，如果一个碎片可同时被多台设备监测，除被指定的设备监测外，如果其他设备空闲 (无指派任务)，这些设备可自行或被指派对该碎片进行监测，并不会影响总体规划。式 (1)−(4) 符合线性指派问题[9] (linear assignment problem, LAP) 的数学表达。LAP 一直是运筹、优化领域研究的重点，其解法主要有原始对偶算法、单纯形法、对偶算法等[10]。

目前，计算机常用的成熟算法包括 Kuhn 和 Munkres 等人的匈牙利算法 (Hungarian algorithm)[11−13] 和 Bertsekas 和 Orlin 等人的拍卖算法 (auction algorithm)[14−16] 以及由此发展而来的各种优化算法。其中，LAPJV 算法 (LAP solved by Jonker and Volgenant) 是在原始对偶算法 (primary dual algorithm, PD) 基础上结合最短增广路径算法 (shortest augment path algorithm, SAPA) 提出的一种高效的求解算法。

2.3 LAPJV算法的改进

LAPJV 算法在相同的问题规模下兼顾多个优点[17]，包括：

(1) 开辟内存小，代码量适中，较少的解算次数却拥有较高的解算速度；

(2) 对于满密度与不同密度的稀疏矩阵都适用；

(3) 对于 b_{ij} 组成的成本(或收益) 矩阵 $\boldsymbol{B}$ 的取值敏感度低。

但大规模组网的现实场景中用此算法会存在如下三个问题：

(1) 作业者总数 N 和碎片总数 M 往往不相同；

(2) 数据繁多，储存成本仍旧很高；

(3) 矩阵稀疏度非常高。

考虑到这些难点，文章对模型和 LAPJV 算法进行了如下修改：

(1) 为了获得成本矩阵的方阵表达，引入虚拟作业者或者虚拟碎片对矩阵进行扩充，表

达式如下：

$$\begin{aligned}\text{Max } Z = & \sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} b_{ij}x_{ij} = \boldsymbol{B}_{L\times L}\cdot\boldsymbol{X}_{L\times L} = \\ & \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1L} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ b_{L1} & \cdots & b_{LL}\end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1L} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{L1} & \cdots & x_{LL}\end{bmatrix} \quad (L = \text{Max}\{M, N\}) \quad .\end{aligned} \tag{5}$$

(2) 成本矩阵的方阵形式产生了许多零值，这些零值会进一步加重稀疏性。所有的非零元素和零元素可以通过建立 $\boldsymbol{B}_{L\times L}$ 的一种新映射进行有效存储：首先，删去无效的零行和零列，包括因为式 (5) 增加的部分，重新组织成本矩阵减少稀疏度和从形式上缩小矩阵维度；然后，按照 $\{i, j, b_{ij}\}$ 只记录非零值的有效稀疏信息，同时记录每个有效作业者 i 可监测碎片数量以保存零值元素位置信息；最后，结合稀疏信息和位置信息就能同等实现 LAPJV 算法中关于原始成本矩阵的行遍历或列遍历操作。改进后的 LAPJV (improved LAPJV, ILAPJV) 算法能完成大型非方阵高稀疏度矩阵的合理存储和高效计算。

3 监测网任务调度优化模型的改进

3.1 线性模型的不足与改进

在线性指派模型中，无论下一个碎片的位置如何，算法都会选择使全局收益最大的可测碎片，而不考虑望远镜从当前位置移动到监测该碎片所需的成本。如图 3 所示，碎片 1 (Debris 1) 被监测完成后，如果监测碎片 2 (Debris 2) 与 3 (Debris 3) 的收益相等，则可能选择望远镜移动成本更低的碎片 2；如果监测碎片 3 的收益更高，同时移动望远镜到监测碎片 3 的时间成本也更高，此时，应综合考虑监测收益和望远镜移动的时间成本。实际上，当前的每一步选择都会影响之后的选择，局部与全局之间存在矛盾。

用 C_{ij} 表示将望远镜 (作业者 i) 移动到监测碎片 j 位置的成本，而这一成本取决于当前望远镜与待测碎片的位置，用 $d_i(j,k)$ 表示碎片 k (刚完成监测的碎片) 与碎片 j 之间的角度视距，望远镜移动的成本由下式给出：

$$C_{ij} = c\sum_{i=2}^{N}\sum_{j=1}^{M}\left(\sum_{k=1}^{M} x_{i-1,k}\cdot d_i(j,k)\right)x_{ij} \quad , \tag{6}$$

式中，c 是移动望远镜的单位成本 (望远镜移动 0.1 弧度所需的时间代价)。当前伺服能力下，地基望远镜远距离移动与近距离移动的时间成本并非是线性增长而是相对接近的；但是，为了保持卫星姿态的稳定，天基望远镜的移动时间基本上与移动距离呈线性关系。无论是天基还是地基的跟踪监测，望远镜移动成本均是一个值得考虑的因素。望远镜移动成本的具体确定方式及其对监测任务规划的影响，是下一阶段需要研究的问题。一般而言，描述成本的数值需与收益值相匹配。

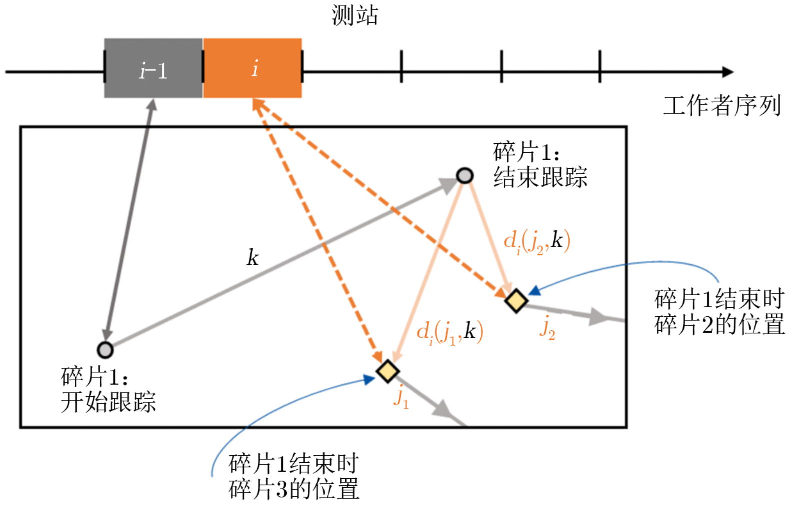


图 3　考虑移动成本调度示意图

结合式 (6) 与 (1)，综合考虑监测收益和望远镜移动成本，任务调度优化目标函数就变成：

$$\text{Max } Z' = \text{Benefit} - \text{Cost} = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}\left(b_{ij} - c\sum_{k=1}^{M} x_{i-1,k} d_i(j,k)\right) x_{ij} \ \ (\text{当} i = 1 \text{时}, \ c = 0) \quad . \tag{7}$$

其余的约束条件均与式 (2)−(4) 相同。此非线性问题与 Dantzig 等人提出的旅行商问题 (travelling salesman problem, TSP)[18] 有相似之处。TSP 一般描述如下：为推销员找到从给定城市出发，访问指定城市组中的每个城市，然后返回原始出发点的最短路线 (旅程)。

3.2　非线性模型与 TSP 对比

TSP 的最优解问题已经被证明是一个 NP-Hard 问题[19]，其时间复杂度 $O(n!)$ 为指数型时间复杂度。目前解决 TSP 主要有两个方向：一个是耗时长但精确的最优化算法；另一个是启发式算法[20]，包括仿生类的蚁群算法、遗传算法、粒子群算法和局部搜索的 k-opt 算法等。如果能够接受微小偏差，启发式算法会在较短时间内获得较好的局部最优解，且解的结果十分接近全局最优解。

如图 4 所示，考虑移动成本的非线性模型与 TSP 有如下不同之处：

(1) 碎片与测站性质不同，无法直接建立一个距离方阵，可能需要扩充成极大维度的方阵，且由于碎片与测站不同质，若变成方阵，有效观测数据将十分稀疏；

(2) 不是所有的测站都有可观测的碎片，且需要检验碎片是否已被唯一观测；

(3) 解算路径不是闭环。

考虑到这些问题并经过小规模的测试，笔者认为仿生类智能算法并非适宜的算法，而 k-opt 算法能较好地解决 TSP 问题。

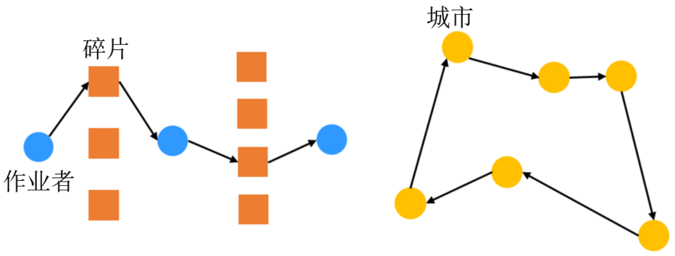


图 4 考虑移动成本非线性模型和 TSP 规划示意图

3.3 k-opt (k =2、3) 算法的改进

k-opt 算法，也称 k-exchange 算法，它的策略是在顺序交换准则、可行性准则、正收益准则和不相交准则作用下，在随机初始回路的基础上，通过不断地更换 k 个链路连接进行更新，直到其不能产生更短的路径长度。k 的取值越大，最后所得解是最优解的可能性越大[21,22]。

然而，k-opt 算法的时间复杂度是 $O(n^k)$。研究表明 2-opt 算法搜索并解决 TSP 问题十分有效[23]，文章将在实验部分探究 2-opt 与 3-opt 算法实验结果的差异性。为了使 k-opt 更适合非线性模型的解算，对它做出四处修改。

(1) 根据 k-exchange 算法主要思想进行局部交换，但不严格遵循其解算流程。

(2) 采用贪心算法 (greedy algorithm, GA) 给作业者选择收益最大且不冲突的碎片，并在此基础上减去望远镜移动成本以生成初始解。

(3) 使用稀疏矩阵记录方式记录有效观测信息，对同一个作业者下所有可测弧段按收益大小排序再搜索。

(4) 尝试交换进新的碎片时，会使用特殊的检查函数加快收敛速度，保证作业者与碎片匹配唯一性，帮助我们只想尝试最有可能增加效益的作业者-碎片组合。例如一个较高收益碎片已被尝试并失败时，另一个低收益碎片则不会尝试。

4 实验结果

4.1 ILAPJV 与 k-opt (k =2、3) 算法性能比较

为了测试在数据量较多情形下 ILAPJV 算法的性能与 k-opt (k =2、3) 算法的性能差异，设计了两个任务调度优化实验。第一个实验中，给定 4 个测站、1 000 个空间碎片的轨道参数，3 d 内的可监测弧段达到 46 000 个之多，每个弧段的监测收益为 2~32 的数；第二个实验中，给定 4 个测站、5 000 个空间碎片的轨道参数，3 d 内的可监测弧段达到 220 000 之多，每个弧段的监测收益为 0~800 的数。设有效监测弧段的长度为 4 min。碎片可见性分析中，某些设备对某个目标单次最长可连续监测 50 min，从轨道编目角度而言，只须监测 4 min；但如果该目标为重点目标，则可通过设置极高收益对其持续监测。实验环境为

Intel(R) Core(TM) i5-10400F CPU @ 2.90GHz。

分别进行 120、240 和 480 min 的监测作业规划，算法的性能指标为任务调度优化解算时间、总收益和精度，其中精度指标为某算法规划的任务收益与 ILAPJV 算法规划的任务收益之比，以百分比表示。第一个实验中，将 ILAPJV 算法、2-opt 算法与 3-opt 算法解算线性模型的性能指标进行对比，见表 3；表 4 是第二个实验的结果。

表 3　实验 1 优化算法性能指标比较

算法	解算时间/s			收益			精度/%		
	120	240	480	120	240	480	120	240	480
ILAPJV	0.006	0.029	0.133	256.02	608.53	1 452.87	100	100	100
2-opt	0.017	0.044	0.120	256.02	608.23	1 443.86	100	99.951	99.380
3-opt	4.214	8.383	52.666	256.02	608.43	1 451.15	100	99.984	99.882
GA	0.005	0.007	0.011	256.01	601.42	1 392.53	99.996	98.832	95.847

注：120、240、480 分别表示规划监测时长，单位为 min。

表 4　实验 2 优化算法性能指标比较

算法	解算时间/s			收益			精度/%		
	120	240	480	120	240	480	120	240	480
ILAPJV	0.053	0.128	0.364	12 098.02	18 794.26	30 670.76	100	100	100
2-opt	0.024	0.049	0.133	12 096.44	18 780.28	30 656.60	99.987	99.926	99.954
3-opt	0.288	5.085	46.083	12 097.38	18 793.46	30 666.95	99.995	99.996	99.988
GA	0.021	0.021	0.029	11 955.50	18 718.34	30 143.15	98.822	99.596	98.280

注：120、240、480 分别表示规划监测时长，单位为 min。

由表 3 和表 4 可知：

(1) 两个实验中 ILAPJV 算法性能表现优良，对于较大数据量的问题有很好的解算效率，且收益值 b_{ij} 的大小对算法解算时间影响小。

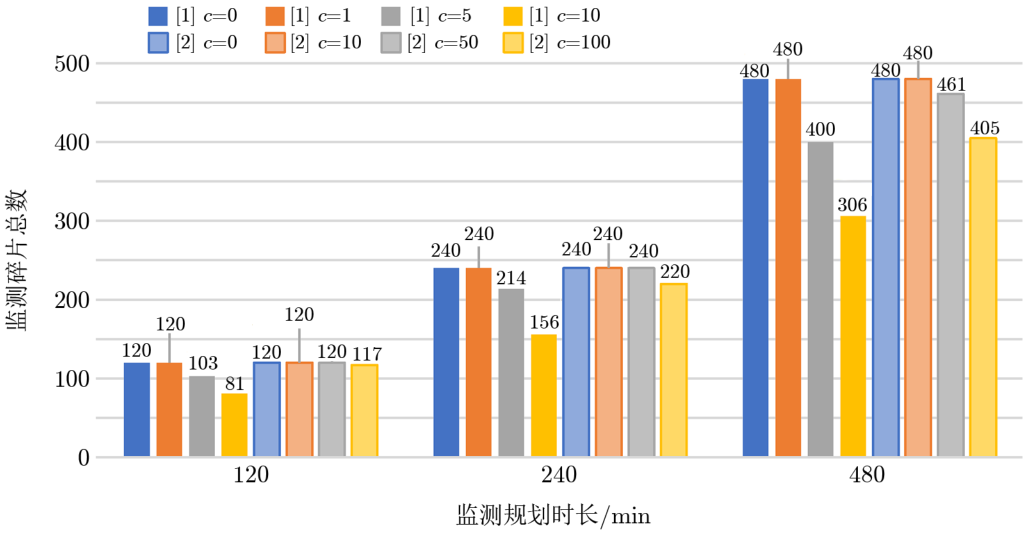
(2) 2-opt 算法和 3-opt 算法都有不俗的表现，两个实验的解算精度都在 99% 以上。实验 2 中采用 2-opt 算法解算优化问题所需的时间比 ILAPJV 算法更少，且解算精度接近或优于 99.9%。采用 3-opt 算法时，其精度比 2-opt 算法略有提高，但是随着问题规模变大，其解算时间代价将难以忽略，240 min 的任务规划所需解算时间是采用 2-opt 算法所需时间的百倍之多。

(3) GA 的解算效率最高，但解算精度不甚理想。

综合以上三点可知，采用 ILAPJV 能高效地解决线性优化问题；尽管 3-opt 结果更精确，但其解算时间成本较高，不适用于实时任务规划优化。因此，采用兼顾精度和速度的 2-opt 算法解算涉及望远镜移动成本的非线性优化问题。

以实验 2 中 120 min 任务规划为例，给定 4 个测站、5 000 个空间碎片，线性模型和单位成本 $c = 10$、50 时非线性模型可监测 120 个碎片，$c = 100$ 可监测 117 个碎片，表明移

动成本会影响碎片监测数量。考虑每个监测弧段长度为 4 min，每个测站在 120 min 内最多可监测 30 个碎片，4 个测站最多可监测 120 个碎片，因此，监测设备得到充分利用。并且，规划的监测收益最大。如图 5 所示，图中 $c = 0$ 表示用 ILAPJV 解算线性模型后的监测碎片总数，$c \neq 0$ 表示用 2-opt 解算非线性模型后的监测碎片总数。



注：[1] 表示实验 1，[2] 表示实验 2。

图 5 监测碎片总数随不同规划模型和时长变化图

4.2 组网监测站布设和空间碎片选取

组成空间碎片监测网时，我们选用 7170 个 NORAD 编目库中的空间碎片，其“真轨道”的产生采用陈俊宇等人提出的基于 TLE 数据的编目轨道改进方法[24]，通过武汉大学空间态势感知团队开发的效能软件设置地面测站并进行碎片可见性分析。监测网由遍布全球的 200 个地面测站组成，测站位置选自国际 GNSS 服务 (International GNSS Service, IGS) 发布的 SNX 文件，如图 6 所示。

表 5 测站设备参数

设备类型	地基跟踪式望远镜
探测敏感度	20 mag
方位角	0~360°
高度角	0~90°
有效监测弧段长度时间	60 s
镜头移动成本	1/rad

设定每个测站均配置地基跟踪式望远镜，其具体参数见表 5。

图 7 显示了效能软件生成仿真观测弧段的方法：在输入目标的精密轨道、测站的站址和设备信息、仿真起止时间等基本参数后，根据设定的步长对目标轨道进行内插；在每一个内插时刻计算目标与测站在惯性系中的位置，根据观测站观测范围，计算目标的可见性；若目标相对于测站可见，则计算目标观测值，生成测轨弧段。

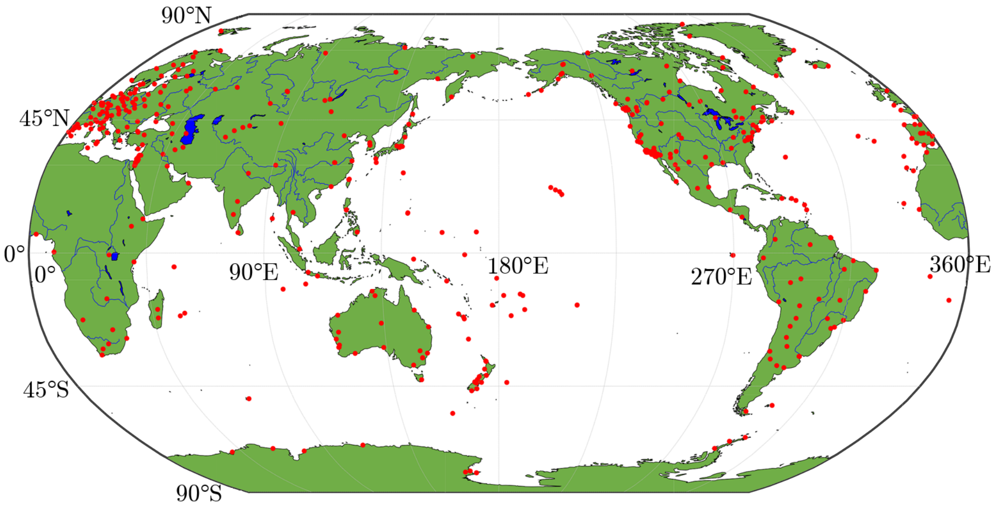


图 6　200 个地面观测站组成的空间碎片监测网

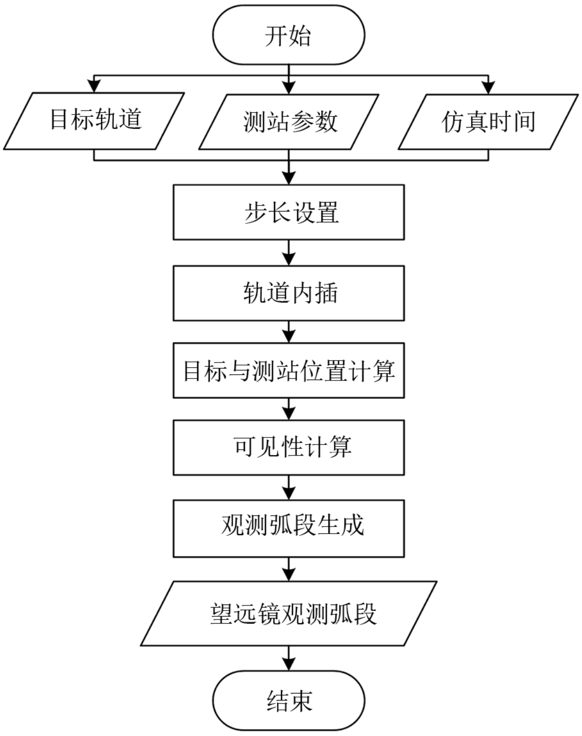


图 7　效能软件对可见弧段的仿真

4.3　全球组网监测仿真结果

利用以上地面网监测碎片，监测作业时间为 2021 年 3 月 7 日至 2021 年 3 月 9 日，每个碎片的监测收益设定为 0~100 之间的随机数。设有效监测弧段的时间长度为 60 s，这是根据编目目标轨道更新和新目标初轨确定/弧段关联等算法对弧长要求而设置的。进行 4 h 的监测任务优化 (方阵为 $\boldsymbol{B}_{48\,000\times48\,000}$)，同一设备对同一目标单次最长连续监测 180 s，满足最长观测时长后即使可见也不再观测。计算所需时间和监测收益如表 6 所示，结果显示：

表 6　4 h 规划任务的仿真结果

实验场景 (算法，成本)	计算时长/s	总收益值	监测碎片比率/% (监测数量/总数量)
ILAPV，c=0	12.051	289 399.07	40.88
2-opt，c=1	162.071	285 333.79	40.68
2-opt，c=10	164.026	257 953.53	40.70
2-opt，c=50	160.941	147 811.66	35.73

(1) 使用 ILAPJV 算法解算线性问题 (不考虑望远镜移动成本) 的时间为 12.051 s，解算效率很高；

(2) 设望远镜移动成本为每弧度 $c = 10$，使用 2-opt 解决非线性问题的时间为 164.026 s，可以控制 3 min 以内；

(3) 时长 4 h 的观测方案中，利用非线性模型共有 2 918 个碎片被观测了一次，而线性模型共有 2 931 个碎片被观测了一次，均占全部碎片 40% 以上。

碎片可见性分析表明，200 个台站中只有 158 个台站有可见碎片可以观测，从而影响了总的设备利用率。当栅格时间为 1 min 时，设备利用率看起来不高。为此，我们将栅格时间设为 3 min，进行任务规划，利用非线性和线性模型仍可分别观测 2 918 个和 2 931 个碎片，此时，设备的时间利用率基本上是 1 min 时的 3 倍。考虑到该实验中有 200 个台站而只有 7 000 多碎片，监测资源比较丰富，再考虑到我们按每个碎片只需观测一次这一基本监测需求进行任务规划。结合这两个因素，可以认为，本文提出的算法较好地完成了以编目维护为主要目标的监测任务规划。另一方面，在监测资源比较丰富时，空闲设备可自行或被指派进行监测作业，显然可提高设备利用率，并且不会影响总体规划；可以设想，当设备资源相对于碎片数量比较紧缺时，设备利用率会较高。实际上，由于本文算法的近实时规划能力，当碎片监测作业任务完成情况发生变化时，可及时进行新的规划。最后，根据 4 h 内观测了 40% 碎片这一结果，如果接下来短时间内不需要再次对这些碎片进行监测，在 10 h 内，所有的碎片有望被观测一次，因此，可以较好地完成编目库维护的目标。

上述算法测试结果表明，2-opt 算法可用于大规模监测网的近实时监测任务规划优化。

4.4　其他任务说明

总结模型和算法，笔者将上述工作转化成一个碎片监测任务规划软件。无论是线性模型、考虑移动成本的非线性模型的测试，还是大规模场景的仿真，都默认使用常规观测的全局最优场景。对于异常目标的快速监测和重要目标的连续监测，可通过图 8 所示软件右侧

可视化界面的交互功能完成。

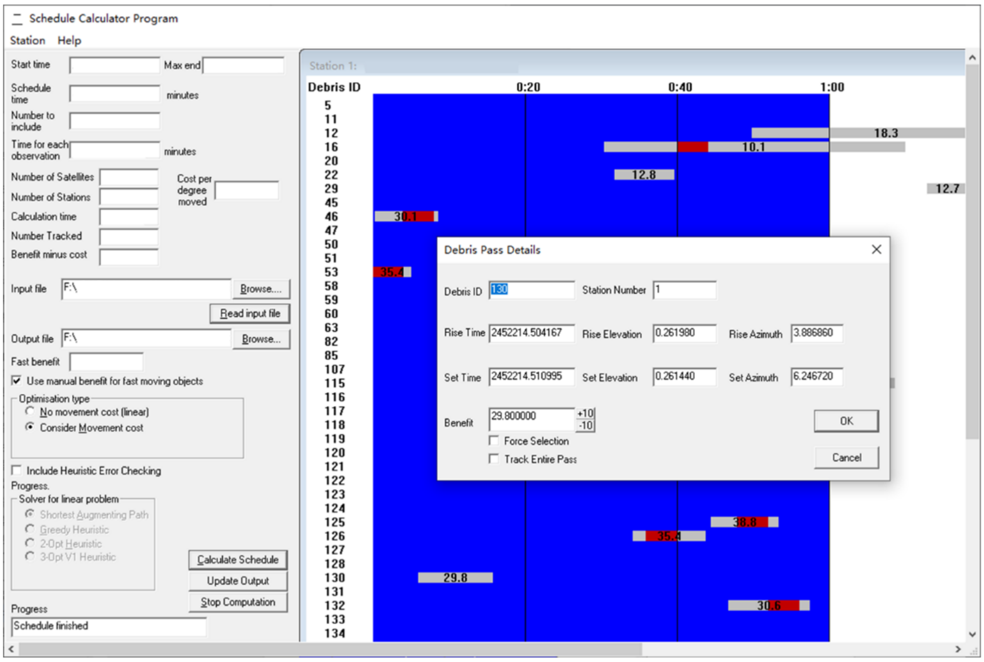
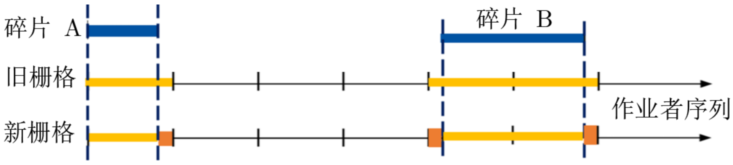


图 8　规划软件操作界面

为了使某一异常碎片被纳入监测列表，可在右侧甘特图中使用鼠标右击打开功能窗口选择“强制监测”；如果想使重要目标实行连续监测，可在功能窗口选择“跟踪全程”。前者其实是通过强行赋值碎片高收益值使其不得不被监测实现，后者通过强制选择可见弧段实现。此外，其过境时间可能不足一个最短有效观测时段，如图 9 中的碎片 A，或跨越最短有效时段，如碎片 B。如果需要监测这类碎片，会丢失一小部分网格时间，故建议在效益极高时调整网格。实际上，若碎片能被设备监测，在它的 (甚) 短弧初轨确定、编目工作中，并非需要对完整弧段进行监测，从这一角度而言，栅格化损耗不会十分普遍，少量的栅格化损耗可以被接受。此处栅格化损耗指：本来纳入监测工作可完整监测的一段有效时间，由于特殊需要并没有完全利用，如图 9 橙色部分表明的空闲时间。



注：蓝色横条为碎片可监测时段，黄色横条是涉及的有效观测时段，橙色部分是损耗时间。

图 9　特殊碎片规划任务说明

5 结束语

针对多任务场景下空间碎片组网监测任务的调度优化问题，我们分别建立了不考虑望远镜移动成本的线性模型和考虑望远镜移动成本的非线性模型，后者更真实地描述了实际监测问题。在分析线性问题特性的基础上，改进了 LAPJV 算法，实现了快速精准的优化问题全局最优解。对于非线性模型，利用改进的 2-opt 算法，可实现局部最优解的高效解算，且解算结果与全局最优解具有较好的一致性。这两个模型具有非常现实的意义。算法性能测试结果表明，改进的两种算法可用于解决监测网任务调度时数据量繁多、实际有效观测值稀少等问题，具有较高的解算精度和效率，可用于大规模监测网的近实时监测任务的规划优化。

虽然在短时间内，巨量的空间碎片无法得到清除，但一方面，以空间天气监测和研究为核心的监测设备正逐步拓展到空间碎片领域[25]。我国天地一体化空间目标监测系统正在积极建设中，全球范围内的监测网络日益庞大，国际合作趋势显现。另一方面，频发的碎片事件和太空热点活动等使空间监测任务更趋复杂多样，对时效性提出更高的要求，监测网整体效能优化成为重要的技术手段。在这样的情形下，基于多任务场景下的线性和非线性的规划模型和解算算法可以为近实时的调度要求提供一种有效的解决方案。

参考文献：

[1] 赵攀. 硕士论文. 北京: 北京邮电大学, 2018: 2
[2] 吴伟仁, 于登云, 刘继忠, 等. 科学通报, 2021, 66(15): 7
[3] Miller J G. Military Operations Research, 2007, 12(1): 57
[4] Hill K, Sydney P, Hamada K, et al. Adv Astronaut Sci, 2010, 136: 769
[5] Fisher W A, Herz E. 8th International Workshop on Planning and Scheduling for Space (IWPSS). California: IWPSS, 2013: 24
[6] Jiang H, Liu J, Cheng H W, et al. Res Astron Astrophys, 2017, 17(3): 30
[7] 张栋, 刘文凤, 帅通, 等. 第十一届全国空间碎片学术交流会论文集 (上). 海南: 国家航天局空间碎片监测与应用中心, 2022: 32
[8] Cardona T, Curianò F, Piergentili F, et al. Advances in Astronautics Science and Technology, 2018, 1(1): 45
[9] Easterfield T E. J London Math Soc, 1946, s1-21(3): 219
[10] Burkard R, M Dell'Amico, Martello S, eds. Assignment Problems. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2009: 77
[11] Kuhn H W. Naval Research Logistics, 1955, 2(1): 83
[12] Kuhn H W. Naval Research Logistics Quarterly, 1956, 3(4): 253
[13] Munkres J. Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, 1957, 5(1): 32
[14] Bertsekas D P. Mathematical Programming, 1981, 21(1): 152
[15] Bertsekas D P, Eckstein J. Math Program, 1988, 42(1-3): 203
[16] Orlin J B, Ahuja R K. Math Program, 1992, 54: 41
[17] Jonker R, Volgenant A. Computing, 1987, 38(4): 325

[18] Dantzig G, Fulkerson R, Johnson S. Journal of the Operations Research Society of America, 1954, 2(4): 393
[19] Sahni S, Gonzalez T. J ACM, 1976, 23(3): 555
[20] Rego C, Glover F, the Traveling Salesman Problem and Its Variation. Gutin G, Punnen A P, eds. New York: Springer Science & Business Media, 2006: 309
[21] Lin S, Kernighan B W. Ann Oper Res, 1973, 21(2): 498
[22] Helsgaun K. Eur J Oper Res, 2000, 126(1): 106
[23] Helsgaun K. Math Program Comput, 2009, 1(2): 119
[24] 陈俊宇, 李彬, 陈立娟, 等. 红外与激光工程, 2016, 45(0z2): 30
[25] 王赤, 陈志青, 胡连欢, 等. 航天器环境工程, 2021, 38(3): 15

A Scheduling Optimization Method for Space Debris Monitoring Network in Multiple Monitoring Task Scenarios

QIAN Yang-bo[1], XIA Sheng-fu[1], SONG Zheng-ji[2], SANG Ji-zhang[1]

(1. School of Geodesy and Geomatics, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. Beijing Institute of Spacecraft System Engineering, Beijing 100094, China)

Abstract: Orbit measurement data collected by a space debris monitoring network is the basis of debris orbit cataloguing. With the vast number of debris objects but limited monitoring facilities, data collection strategy and task programming are the key technologies to bring into full play of monitoring facilities and improve cataloguing capability and accuracy. The monitoring tasks include routine monitoring, important object monitoring and monitoring of emergent events. For the multi-task scheduling optimization problem of a monitoring network, this paper proposes a linear assignment model and a nonlinear assignment model considering move cost, respectively, in which the monitoring benefit is defined as the objective function, and uses the improved LAPJV algorithm and improved 2-opt algorithm to solve them. The optimization experiments with ground-based simulated debris monitoring networks are carried out, in which the improved LAPJV algorithm and 2-opt algorithm have a solution time of 12.051 s and 162.071 s, respectively, and the total benefit is 289 399.07 and 285 333.79, respectively in term of the linear model and the nonlinear model with 4-hour task scheduling for 200 stations and 7 170 debris. The final results show that both the algorithms are able to solve near real-timely the monitoring task programming, and can be used as an effective solution to the network task scheduling optimization.

Key words: space debris; monitoring and maintenance; scheduling optimization/programming; LAPJV; k-opt